

# 実世界での行動に影響を与える情報のソーシャルメディアからの発見

## Finding Social Media Posts with Impact on Real-World Actions

梅本 和俊<sup>♡</sup> 豊田 正史<sup>◇</sup>

Kazutoshi UMEMOTO Masashi TOYODA

人々は意思決定や行動選択の際に、メディアの情報や他者の意見を参考にする。本稿では、実世界での代表的な行動の1つである消費者行動に焦点をあて、商品の購買に影響を与える情報をソーシャルメディアから発見する手法を提案する。提案手法はまず、ショッピングサイトの購入シェア機能に着目することで、商品の購買を客観的に示すソーシャルメディア上の投稿を特定する。次に、ユーザのタイムラインを購買日時から遡り、投稿内容、投稿者、投稿文体に関する多様な手がかりを抽出することで、購買行動に影響を与えた他者の投稿を発見する。Twitterのアーカイブデータを用いた評価によって、提案手法の精度とその有効範囲を検証した。

Social factors play an important role in decision making and behavior selection. This paper proposes a method of finding social media posts that make an impact on consumer purchase decisions. The proposed method first identifies product purchase actions by using social media posts submitted via an online shopping site. It then extracts content-, user-, and style-based features from social media posts appearing in the consumer's pre-purchase timeline to discover influential information posted by others. The effectiveness of the proposed method was evaluated with a dataset crawled from Twitter.

### 1 はじめに

人生は選択の連続である。人々が実世界で行う行動選択は、「外出時に着る洋服の選択」や「晩ご飯の献立の決定」のような日常的で瑣末なものから、「高額商品の購入」や「転職の決意」といった不定期ではあるが重大なものまで多岐にわたる。とりわけ後者の行動については、後の人生を左右しかねないため、実行可能な選択肢に関する情報を集め、それぞれの効果や影響を比較検討した上で適切な行動を取る必要がある。このような行動選択に影響を与える要因の1つとして社会的要因があげられる。社会的要因とは、家族や友人、マスメディアなど、行動を起こす個人の周囲の環境に関する要因である。

ソーシャルネットワーキングサービスやQ&Aサイトといったソーシャルメディアが普及した現代では、社会的要因の対象範囲は、実世界での既知の人間関係にとどまらず、ソーシャルメディア上の不特定多数から構成されるコミュニティにまで及ぶようになっている[23]。ソーシャルメディアの1つであるTwitterでは、ユーザのタイムラインにフォロワーが投稿した情報が表示される。

<sup>♡</sup> 正会員 情報通信研究機構ソーシャルビッグデータ研究連携センター／東京大学生産技術研究所  
umemoto@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

<sup>◇</sup> 正会員 東京大学生産技術研究所  
toyoda@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

表1 Twitter 上での購買行動に関するタイムライン (一部抜粋)

| 投稿日時             | 投稿者    | 投稿テキスト                                                                                             |
|------------------|--------|----------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 2015/04/26 23:34 | USER_1 | この PC も 6 年目くらいか...そろそろなのかな...                                                                     |
| 2015/04/26 23:40 | USER_2 | @USER_1 6 年だとそろそろですね ^^                                                                            |
| ...              | ...    | ...                                                                                                |
| 2015/04/26 23:45 | USER_2 | @USER_1 なるほど w、目頃メモリどのくらいつかってるのかみてます?? ^^                                                          |
| 2015/04/26 23:46 | USER_1 | @USER_2 めったに見ないですけど、CPU は 100% なんです、メモリは余裕ある感じですね...                                               |
| 2015/04/26 23:47 | USER_2 | @USER_1 お手軽なのは CPU を i7 ですねえ w、安定しているなら w w                                                        |
| ...              | ...    | ...                                                                                                |
| 2015/04/27 00:13 | USER_1 | @USER_2 そこはそうですね。一晩考えてみますね。遅くまでありがとうございました r( _ )_                                                 |
| ...              | ...    | ...                                                                                                |
| 2015/04/28 16:05 | USER_1 | 次の商品を購入しました: インテル 『インテル Intel Core i7-640M Processor CPU 2.80GHz 4M Cache... via @amazonJP URL ... |

また、フォロー関係にないユーザも含め、他者との会話や情報交換が頻繁に行われている。このような投稿情報の中には、実世界での人々の行動に影響を及ぼすものが存在する。実例として、購買行動に関する情報を Twitter に投稿したユーザのタイムライン (一部抜粋) を表 1 に示す。同図から、このユーザは CPU を購入する前に、関連する情報を Twitter 上で相談しており、他のユーザから受けた助言を参考に購入商品を決めていることが分かる。

このような実世界での人々の行動の変化をソーシャルメディア上で自動検知し、その変化に影響を与えた情報を発見する技術が実現すれば、多様な応用の道が開ける。第 1 の応用は、適応的な行動選択の支援である。ソーシャルメディア上の過去のユーザの行動変化を解析することで、類似の目的を持つユーザに適切な行動を提示できる。第 2 の応用は、マーケティング分野に関するものである。購買行動の変化に影響を与える情報の特性を理解することで、ユーザの購買意欲を促進させる商品の推薦や広告の提示が可能となる。第 3 の応用は、より現実 に即した評価指標の確立である。情報検索を例にとると、従来は click-through rate [15] などのオンライン行動に基づく評価が行われてきたが、行動変化の自動検知が実現すれば、実世界での人々の行動への影響という観点で検索結果を評価することができる。

本稿では、これらの実現に向けた第一歩として、代表的な実世界行動の1つである消費者行動に焦点をあて、商品の購買に影響を与える情報をソーシャルメディアから発見する手法を提案する。提案手法はまず、ショッピングサイトを經由して発信されるソーシャルメディア上の投稿に着目することで、商品の購買を客観的に示す投稿を特定する。次に、その投稿からユーザのタイムラインを遡り、投稿内容、投稿者、投稿文体に関する5種類の特徴量を抽出することで、購買行動に影響を与えた他者の投稿を発見する。1年分のTwitterのアーカイブデータを用いた評価によって、提案手法の精度とその有効範囲を検証した。

### 2 関連研究

本節では、ソーシャルメディアに関する研究対象の中から本研究と深く関連するものとして、社会的影響、実世界の動向把握、および質問行動を取り上げ、関連研究を概説する。

#### 2.1 ソーシャルメディアの社会的影響

ソーシャルネットワーキングサイトに投稿された情報は、投稿者のフォロワーなどを通じて、広範囲のユーザやコミュニティに影響を及ぼす。このようなソーシャルメディアの社会的影響の解明を目的として多くの研究がなされてきた。これらの研究は、ネットワーク上の情報拡散の予測 [7], [8]、アーリーアダプタ等の影響力のあるユーザの発見 [2], [13]、コミュニティの形成と成長の過程の理解 [3], [18] 等に分類されるが、その多くがオンラインの現象を対象としており、実世界での人々の行動に踏み込んだ研究は

少ない。その理由の1つとして、ソーシャルメディアに投稿される情報は自己申告であるがゆえにバイアスが存在し [5], [10], [27], そこから個人が実際に起こした実世界行動を特定することが困難であるということがあげられる。

ソーシャルメディアの実世界行動への影響を調査した数少ない研究の1つとして、Althoff ら [1] によるものを紹介する。本研究が購買を対象とする一方で、Althoff らは運動に着目しており、ヘルスケア用のスマートフォンアプリ Argus を通じて記録された日次歩数と同アプリが提供するソーシャルネットワークサービスの利用傾向との関係性を分析している。同分析の結果、ソーシャルネットワークサービスへの加入は日次歩数の増加をもたらす、ソーシャルネットワークサービス上で他者と相互フォロー関係を形成したユーザの方がその効果が大きいことが確認されている。

## 2.2 ソーシャルメディアを用いた実世界の動向把握

ソーシャルメディア上の投稿情報を解析することで実世界の動向の把握に取り組む研究も存在する [24], [28]。Lo ら [19] は、購入に先立つ Pinterest 上でのユーザの行動を分析しており、購入の兆候が数週間前から存在し、購入日直前に顕著となることを発見している。Zhang ら [31] は、Facebook のユーザプロフィールを用いて、そのユーザが購入する可能性の高い商品のカテゴリを予測する手法を提案している。Tsuboi ら [26] は、Twitter 上でのユーザの投稿履歴をもとに、商品の購入の有無を予測する手法を提案しており、フォロー関係にあるユーザの情報を手がかりに加えることで予測精度が上昇すると報告している。

本研究では、経済やマーケティング分野における重要な実世界行動である購買を対象とする。既存研究 [19], [26], [31] の目的が購買行動の予測や購買に先立つ行動の理解であるのに対して、本研究では購買行動に影響を与えた情報の発見に取り組む。

## 2.3 ソーシャルメディア上での質問行動

ソーシャルメディアは、行動選択や意思決定に必要な情報の収集源としても用いられている。ソーシャルメディア上でのユーザの質問応答行動に着目した研究がこれまでに数多く行われてきた [11], [22], [25], [29]。Morris ら [21] によるアンケート調査では、ソーシャルネットワーキングサービス上で行われる質問は他者に意見や推薦を求めるものが多く、そのトピックには旅行や購買といった実世界の行動に関するものが含まれると報告されている。同調査の被験者の約 25% が、Web 検索でなくソーシャルネットワーキングサイト上で質問を行う理由として、他人よりも友人の回答の方が信頼できるということをあげている。さらに、トピックに関する知識や質問者との関係が質問に回答する主要な動機となることが指摘されている。質問トピックの分布については、Jeong ら [14] による Twitter 上の対話データの解析においても、同様の結果が確認されている。

これらの研究結果は、実世界での行動に関する情報がソーシャルメディアのユーザ間で交換されていることを示唆している。本研究では、これらの研究の知見に基づく手がかりを利用することで、他のユーザとの対話を含むタイムライン上の投稿の中から、実世界での行動に影響を与えた情報を発見する。

## 3 問題設定

実世界の行動にはさまざまな種類が存在するが、中でも消費者行動は経済やマーケティングの分野における重要な研究対象である。そこで本研究では、代表的な消費者行動である購買行動を対象として、その実行に影響を与える情報をソーシャルメディアから発見することに注力する。本節ではまず、以降の説明に用いる記号の定義を行う。その後、本研究で取り組むタスクの設定と解決すべき課題を述べる。

### 3.1 記号の定義

ソーシャルメディアユーザの集合を  $\mathcal{U}$ 、ユーザ  $u \in \mathcal{U}$  のタイムラインを  $\mathcal{T}_u$  と表記する。ここで、タイムラインは時系列順に並べられた投稿の系列  $\langle p_1, p_2, \dots \rangle$  であり、各投稿  $p_i \in \mathcal{T}_u$  は、ユーザ  $u$  によるものと他者  $u' \in \mathcal{U} \setminus \{u\}$  によるもののいずれかである。前者の投稿の集合を  $P_u^{(s)}$ 、後者の投稿の集合を  $P_u^{(o)}$  と表記する。また、投稿  $p$  が行われた時点を表す  $t(p)$  で表す。

### 3.2 タスク

本研究では、2 種類のタスクに取り組む。第 1 のタスクは、実世界での行動に影響を与える情報の発見を実現するための基礎をなす。第 2 のタスクは、第 1 のタスクを包含する発展形である。以降では、各タスクの詳細を順番に説明する。

#### 3.2.1 TASK-1: 個人の行動に影響を与えた他者の投稿の検出

本タスクでは、個々のユーザのタイムラインの中から、実世界での行動の実行に影響を与えた他者の投稿を検出する。本タスクの概要を図 1a に示す。より形式的には、ユーザ  $u$  が行動  $a$  の実行を示す投稿  $p_{u,a}$  を終点とする  $u$  のタイムライン  $\mathcal{T}_u$  (期間  $\delta$ ) が与えられた際に、その中から  $a$  に影響を与えた他者の投稿集合  $P_{u,a}^{(o)} \subset P_u^{(o)}$  を発見することが本タスクの目的である。

1 節でも述べたように、人々の行動はオンラインの情報に限らず、個人の状態や周囲の環境など、多様な要因に影響を受ける。そのため、本タスクの入力として、実世界での行動の実行に影響を与えた投稿が存在しないタイムライン  $\mathcal{T}_u$  が与えられ得ることを想定する必要がある。その場合の理想的な出力は  $P_{u,a}^{(o)} = \emptyset$  である。

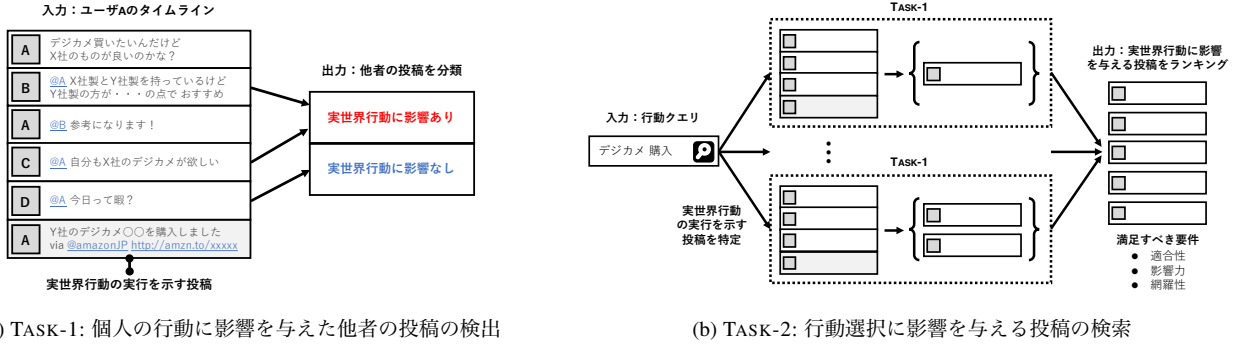
#### 3.2.2 TASK-2: 行動選択に影響を与える投稿の検索

TASK-1 では、過去に起きた行動に影響を与えた情報の発見を目的としていた。これに対して本タスクは、行動の種類を指定するクエリ (以降、行動クエリとよぶ) が与えられた際に、行動の選択に影響を与えるソーシャルメディア上の投稿を検索することを目的とする。購買という文脈では、行動の種類はどの商品を購入するかに相当する。そこで本研究では、“デジタルカメラ 購入” のような商品カテゴリを含む語句を行動クエリとして扱う。本タスクの概要を図 1b に示す。形式的な定義を以下に示す。本タスクではまず、入力された行動クエリ  $q$  に対して、関連する行動の選択肢集合  $A_q$  を発見し、ソーシャルメディア上から各選択肢  $a \in A_q$  を実行したユーザ集合  $U_a$  を特定する。次に、各ユーザ  $u \in U_a$  による選択肢  $a$  の実行を示す投稿  $p_{u,a}$  を終点とする期間  $\delta$  のタイムライン  $\mathcal{T}_u$  に対して、TASK-1 を実行することで、 $u$  が実行した  $a$  に影響を与えた投稿集合  $P_{u,a}^{(o)}$  を発見する。得られた投稿集合を選択肢集合  $A_q$  およびユーザ集合  $U_a$  で集約することによって、入力された種類の行動に影響を与える投稿のランキング  $L_q$  を出力する。

2.1 節でも述べたように、ソーシャルメディアに投稿される情報は自己申告でありバイアスが存在し得る [5], [10], [27]。そのため、本タスクで解決すべき課題の1つとして、所与の行動クエリに関連する行動が実際に実行されたことを客観的に示す投稿の特定があげられる。第 2 の課題は、投稿集合の集約時におけるランキングの観点に関するものである。適切な行動の選択を支援するためには、出力されるランキングは、行動クエリに強く関連する投稿を上位に配置 (適合性)、行動の実行に大きな影響を与えた投稿を上位に配置 (影響力)、ならびに行動選択時に考慮すべき情報に関する投稿を網羅 (網羅性) という 3 つの要件をみたすことが望ましい。各要件の詳細については 4.2 節で説明する。

## 4 購買行動に影響を与える情報の発見

本節では、3 節で述べた各タスクに対する手法を提案する。



#### 4.1 TASK-1

まず、個人の行動に影響を与えた他者の投稿の検出 (TASK-1) に対する手法を提案する。3.2.1 節で述べたように、本タスクでは、入力として与えられるタイムラインの中に、実世界での行動の実行に影響を与えた他者の投稿が存在しない場合を考慮する必要がある。そこで本研究では、所与のユーザタイムライン  $\mathcal{T}_u$  に含まれる他者の各投稿  $p_i^{(0)} \in P_u^{(0)}$  に対して、タイムライン終点の投稿  $p_{ua}$  が示す行動  $a$  に与える影響度  $I(p_i^{(0)}, \mathcal{T}_u)$  を計算し、次式をみたす  $p_i^{(0)}$  をタスクの出力  $P_{ua}^{(0)}$  の要素とする。

$$I(p_i^{(0)}, \mathcal{T}_u) \geq \sigma. \quad (1)$$

ここで、 $\sigma$  は閾値を表すパラメータである。

影響度の算出はランキング学習によって実現する。具体的には、個々のタイムライン  $\mathcal{T}_u$  に含まれる他者の各投稿  $p_i^{(0)}$  から、後述する特徴量のベクトル  $\phi$  を計算する。こうして得られる特徴量ベクトルと手動で付与した影響の有無の組の集合を訓練データとして、ランキング学習手法の 1 つである Ranking SVM [15] によって学習したランキング関数を  $I(\cdot, \cdot)$  とする。本研究では、投稿内容、投稿者、投稿文体に着目して、5 種類の特徴量を計算する。それぞれの詳細を以下で述べる。

##### 4.1.1 投稿内容に関する特徴量

ソーシャルメディアからの購買行動の予測というタスクにおいて、発信された投稿の製品への関連性は有用な手がかりであることが分かっている [26]。この知見に基づき本研究では、ユーザの実世界での行動と他者の投稿との関係性に着目する。具体的には、「ユーザの実世界での行動は、その行動に強く関連する他者の投稿に強い影響を受ける」と仮定する。この仮定に基づき、ユーザ  $u$  が行動  $a$  を実行したことを示す投稿  $p_{ua}$  と、 $u$  のタイムライン  $\mathcal{T}_u$  に表示された他者の投稿  $p_i^{(0)}$  との関連性を表す特徴量  $\phi_{\text{rel}}(p_i^{(0)}, p_{ua})$  を次式で計算する。

$$\phi_{\text{rel}}(p_i^{(0)}, p_{ua}) = \text{Sim}(\mathbf{v}(p_i^{(0)}), \mathbf{v}(a)). \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{v}(x)$  は文書  $x$  のベクトル表現を表す。行動  $a$  を表す文書として、購入された商品の名称、製造業者、およびカテゴリを連結したテキストを用いる。投稿  $p$  については、投稿テキストを 1 つの文書とみなす。文書のベクトル表現には、bag-of-words モデルや分散表現などさまざまな方法が存在する。本研究では、実験を通じて最適なものを選択する。2 つのベクトル間の類似度  $\text{Sim}(\cdot, \cdot)$  の計算にはコサイン類似度を用いる。上式は、購入された商品の情報に類似する内容を含む投稿に高い値を与える。

##### 4.1.2 投稿者に関する特徴量

2 節で述べたように、人々は赤の他人よりも友人やフォロワーといった知人に影響を受けやすいことが報告されている [21], [26]。

こうした知見を踏まえて本研究では、「ユーザの実世界での行動は、親しい関係にある他者の投稿に強い影響を受ける」と仮定する。この仮定に基づき、行動  $a$  の実行に関する投稿  $p_{ua}$  を行ったユーザ  $u$  と、 $u$  のタイムライン上に出現する投稿を行った他のユーザ  $u^{(0)}$  の親密性を表す特徴量  $\phi_{\text{in}}(u^{(0)}, u)$  を次式で計算する。

$$\phi_{\text{in}}(u^{(0)}, u) = \frac{|\text{Comm}(u^{(0)}, u)|}{\sum_{u' \in U(\mathcal{T}_u) \setminus \{u\}} |\text{Comm}(u', u)|}. \quad (3)$$

ここで、 $U(\mathcal{T}_u)$  はタイムライン  $\mathcal{T}_u$  に含まれる投稿を発信したユーザの集合を表す。また、 $\text{Comm}(u', u)$  はタイムライン  $\mathcal{T}_u$  に含まれる全投稿のうち、ユーザ  $u'$  と  $u$  の双方が関与するものの集合を表す。上式は、ユーザ  $u$  と頻繁に連絡を取り合っている他のユーザに高い値を与える。

また、行動の兆候は実行直前になるほど顕著になるという研究結果も存在する [19]。そこで、「ユーザの実世界での行動は、直前に連絡を取り合った他者の投稿に強い影響を受ける」とも仮定する。この仮定に基づき、ユーザ  $u$  が発信した行動  $a$  の実行に関する投稿  $p_{ua}$  と、ユーザタイムライン上の他者の投稿  $p_i^{(0)}$  の近接性を表す特徴量  $\phi_{\text{prox}}(p_i^{(0)}, p_{ua})$  を次式で計算する。

$$\phi_{\text{prox}}(p_i^{(0)}, p_{ua}) = \exp\left(-\lambda \cdot (t(p_{ua}) - t(p_i^{(0)}))\right). \quad (4)$$

ここで、パラメータ  $\lambda$  はいわゆる崩壊定数であり正の実数値をとる。上式は、行動  $a$  が実行される直前に発信されたユーザタイムライン上の他者の投稿に高い値を与える。

##### 4.1.3 投稿文体に関する特徴量

行動に影響を与える投稿を発見するための最後の手がかりとして、投稿テキストの文体に着目する。例として、デジタルカメラの購入を考えているユーザを想定する。このユーザの興味を引くためには、特定のデジタルカメラ製品の性能を淡々と説明するよりも、その魅力を熱意をこめて宣伝した方が効果的であると我々は考える。そこで本研究では、感情や宣伝に関する文体が訴求力を構成すると考え、「ユーザの実世界での行動は、訴求力の大きな他者の投稿に強い影響を受ける」と仮定する。

この仮定に基づき、ユーザ  $u$  のタイムライン  $\mathcal{T}_u$  上の他者の投稿  $p_i^{(0)}$  の情動性を表す特徴量  $\phi_{\text{emo}}(p_i^{(0)})$  を次式で計算する。

$$\phi_{\text{emo}}(p_i^{(0)}) = \frac{\sum_{w \in W(p_i^{(0)})} \text{Polar}(w)}{|W(p_i^{(0)})|}. \quad (5)$$

ここで、 $W(p)$  は投稿  $p$  のテキスト中に出現する語の多重集合である。また、 $\text{Polar}(w)$  は語の極性値  $\in [-1, 1]$  を表す。上式は、極性がポジティブな語を多く含む投稿に高い値を与える。

さらに、他者の投稿  $p_i^{(o)}$  の宣伝力を表す特徴量  $\phi_{\text{ads}}(p_i^{(o)})$  を下記のロジスティック回帰モデルによって計算する。

$$\phi_{\text{ads}}(p_i^{(o)}) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha - \sum_{w_j \in W(p_i^{(o)})} \beta_{w_j})}. \quad (6)$$

ここで、 $\alpha$  および  $\beta_w$  は実数パラメータである。上式は、高いパラメータ値に対応する語が多く出現する投稿に高い値を与える。

パラメータの推定方法は以下のとおりである。まず、購買に関するクエリ（例：「デジカメ 購入」）の集合を用意する。次に、各クエリを Web 検索エンジンに発行することで得られる各検索結果を正例として収集する。また、各クエリに関連する Wikipedia 記事（例：「デジタルカメラ」）の各段落を負例として収集する。これは、購入に関するクエリの検索結果には消費者を惹きつける宣伝文句が多く含まれる一方で、Wikipedia の記事には製品の歴史や分類など客観的な事実情報が多く含まれるという論理的根拠に基づいている。このようにして学習したロジスティック回帰モデルを用いることで、投稿テキストの中に宣伝特有の語が多く含まれる場合に訴求力が高いと判断可能になることが期待される。なお、各訓練事例の特徴量にはテキスト中の各語の出現頻度に基づく bag-of-words 表現を利用する。実際のモデル学習に用いるクエリ集合については 5 節で述べる。

## 4.2 TASK-2

次に、行動選択に影響を与える投稿の検索 (TASK-2) に対する手法を提案する。3.2.2 節で述べたように、本タスクでは、行動の実行を客観的に示す投稿の特定、ならびに行動に影響を与える投稿のランキングという 2 つの課題を解決する必要がある。以下では各課題に対する我々のアプローチを順番に説明する。

### 4.2.1 行動の実行を客観的に示す投稿の特定

自己申告である投稿から行動が実際に実行されたかを判断するために、本研究では、ソーシャルメディアと連携する外部のオンラインサービスに着目する。購買に関する代表的なオンラインサービスである Amazon では、ユーザが商品を購入した際に、その事実をソーシャルメディアに投稿する機能が提供されている。そのため、この購入シェア機能を利用して発信された投稿は、ユーザの購買行動を客観的に示す証拠といえる。また、その投稿に含まれる URL から購入された商品に関する情報を取得することが可能である。表 1 のタイムラインの終点は、この機能を通じて実際に発信された投稿を示している。そこで本研究では、上述の機能を通じてソーシャルメディアに発信された全投稿を、購買行動の実行を客観的に示す投稿集合  $P_{\text{UAS}}$  として、本タスクの解決に利用する。

### 4.2.2 行動に影響を与える投稿のランキング

3.2.2 節で述べたように、本タスクの理想的な出力は、適合性、影響力、および網羅性をみたす投稿集合によって構成されるランキングである。各要件の詳細ならびにそれをみたすための解決策を以下で述べる。

**適合性。** 第 1 に、本タスクの出力では行動クエリに強く関連する投稿が上位に配置されるべきである。例えば、「デジタルカメラ 購入」という行動クエリに対しては、デジタルカメラ製品の購入に関連する投稿が出力されることが望ましい。そこで、所与の行動クエリ  $q$  に対するユーザ  $u$  の行動  $a$  に関する投稿  $p_{ua}$  の適合度  $R(p_{ua}, q)$  を次式で計算する。

$$R(p_{ua}, q) = \mathbb{1}(|W(a) \cap W(q)| > 0). \quad (7)$$

ここで、 $\mathbb{1}(\cdot)$  は指示関数である。本研究では、問題を単純化するために、クエリに対する投稿の適合度を 2 値として扱い、両者の間に共通する語が存在する場合に適合とみなす。

**影響力。** 第 2 に、本タスクの出力では行動の実行に大きな影響を与えた投稿が上位に配置されるべきである。そこで、ユーザ  $u$  が実行した行動  $a$  に対する他者の投稿  $p^{(o)} \in P_u^{(o)}$  の影響力  $I'(p^{(o)}, u, a)$  を次式によって計算する。

$$I'(p^{(o)}, u, q) = \frac{1}{\sqrt{\text{Rank}(i_{pu}^{(o)}, q)}}. \quad (8)$$

ここで、 $i_{pu}^{(o)} = I(p^{(o)}, \mathcal{T}_u)$  である。関数  $\text{Rank}(i_{pu}^{(o)}, q)$  は、クエリ  $q$  に適合する他者の投稿集合を影響力の降順にソートした際の投稿  $p^{(o)}$  の順位を表す。上式は、TASK-1 の出力の中で上位に配置された投稿に高い値を与える。

**網羅性。** 第 3 に、本タスクの出力では行動選択時に考慮すべき情報に関する投稿が網羅されるべきである。例として、「デジタルカメラ 購入」という行動クエリを再び考える。デジタルカメラには、価格やサイズ、機能など多くの属性が存在し、各製品によって特徴的な属性が異なる。そのため、デジタルカメラの購入に影響を与える情報には多様な観点が存在する。出力される投稿間での観点多様性を担保するために、行動  $a_i$  に影響を与えた他者の投稿  $p_i^{(o)}$  と行動  $a_j$  に影響を与えた他者の投稿  $p_j^{(o)}$  の間の類似度  $S(a_i, p_i^{(o)}, a_j, p_j^{(o)})$  を次式によって計算する。

$$S(a_i, p_i^{(o)}, a_j, p_j^{(o)}) = \mu_a \cdot \text{Sim}(v(a_i), v(a_j)) + \mu_p \cdot \text{Sim}(v(p_i^{(o)}), v(p_j^{(o)})). \quad (9)$$

ここで、 $\mu_a$  と  $\mu_p$  は線形結合の重みを表すパラメータであり、 $\mu_a + \mu_p = 1$  をみたす。上式は、商品内容と投稿内容がともに類似する場合に高い値を与える。

**ランキング。** 上述の 3 つの要件に関する計算式を用いて、行動に影響を与える投稿のランキングを行う。本研究では、Maximal Marginal Relevance (MMR) [6] とよばれる多様化アルゴリズムを適用することで、行動に影響を与えた投稿を反復的に選択する。形式的な説明を以下で述べる。まず、4.2.1 節で述べた方法によって特定した購買行動の実行を客観的に示す投稿の集合  $P_{\text{UAS}}$  から、行動に関する投稿とその行動に影響を与えた投稿のペアのうち、所与のクエリに関連するものの集合  $S_q = \{(p_{ua}, p^{(o)}) \mid p_{ua} \in P_{\text{UAS}} \wedge R(p_{ua}, q) = 1 \wedge p^{(o)} \in P_u^{(o)}\}$  を得る。この集合  $S_q$  から MMR が  $k$  番目に選択するペア  $(p_{uak}, p_k^{(o)})$  は次式によって決定される。

$$(p_{uak}, p_k^{(o)}) = \arg \max_{(p_{ua}, p^{(o)}) \in S_q \setminus T_{k-1}} \left[ v_{I'} \cdot I'(p^{(o)}, u, a) - v_S \cdot \max_{(p_{ua'}, p'^{(o)}) \in T_{k-1}} S(a, p^{(o)}, a', p'^{(o)}) \right]. \quad (10)$$

ここで、 $T_{k-1}$  は MMR によって既に選択された  $k-1$  件の投稿ペアの集合である。また、 $v_{I'}$  と  $v_S$  は線形結合の重みをパラメータであり、 $v_{I'} + v_S = 1$  をみたす。上式によって、多くの要件をみたす投稿が優先的に選択されることになる。こうして得られた投稿の系列  $\langle p_1^{(o)}, p_1^{(o)}, \dots \rangle$  を、所与の行動クエリ  $q$  に対する本タスクの出力  $L_q$  とする。

## 5 評価実験

4 節で提案した購買行動に影響を与える情報を発見するための手法について、その有効性を検証するための評価実験を行った。本節ではその内容を報告する。

### 5.1 データセット

評価実験の実施時に利用したデータセットについて述べる。

## 5.1.1 タイムライン

評価実験では、代表的なソーシャルメディアの1つである Twitter を対象として選択した。本稿著者が所属する研究室では、Twitter 上の投稿を長期的に収集しており、アーカイブされた投稿の総数は 2017 年 1 月時点で約 380 億件にのぼる。

このアーカイブデータの中から、4.2.1 節で説明した Amazon の購入シェア機能が利用されていた期間として 2015 年の 1 年間を選択し、当該期間から購買行動の実行を示す投稿集合  $P_{uA}$  を特定した。各投稿  $p_{ua} \in P_{uA}$  について、その投稿日時から遡って  $\delta = 30$  日以内に投稿された以下の種類の投稿をアーカイブデータから抽出することで、投稿  $p_{ua}$  を終点とするユーザタイムライン  $\mathcal{T}_u$  を構成した。

- 購買者  $u$  のメンション、リツイート、引用
- 購買者  $u$  に対する他者のメンション
- 購買者  $u$  の投稿に対する他者のリツイート、引用

このうち、第 1 の条件に合致する投稿の集合が  $P_u^{(s)}$ 、第 2 または第 3 の条件に合致する投稿の集合が  $P_u^{(o)}$  となる。特徴量の算出に必要な商品情報については、Amazon Product Advertising API<sup>1</sup> を利用して収集した。

上述の手続きによって、6,057 人のユーザが実行した購買行動に関する投稿を含むタイムライン 15,652 件が得られた。これらの中には、日用品や飲料品のように消費者の思考や関心が行動選択に大きく関与しないものも含まれる [4]。こうした低関与商品と呼ばれる商品については、消費者は事前に情報収集をせずに価格や知名度のみに基づいて購入しがちであるため、ソーシャルメディア上の投稿が購買行動に与える影響は少ないことが予想される。マーケティング分野では、消費者の関与の指標の 1 つとして商品の価格が指摘されている [30]。そこで本研究では、評価対象を価格が 10,000 円を超える商品に限定することとした。さらに、影響度の算出には購買者と他者の双方の投稿が必要であるため、 $P_u^{(s)} = \emptyset \vee P_u^{(o)} = \emptyset$  であるタイムライン  $\mathcal{T}_u$  は評価対象から除外した。以降で述べる評価実験ではこれらのフィルタリングを適用した後のデータセットを用いた。そこに含まれるユーザ数は 1,212 人、タイムライン数は 1,690 件であった。

## 5.1.2 投稿文体特徴量の計算のための補助情報

4.1.3 節で述べたように、投稿文体に関する特徴量の計算はソーシャルメディア外部の補助情報に依存する。その準備について以下で述べる。

投稿の情動性の算出には、語の極性情報が必要となる。本研究では、東北大学の乾・岡崎研究室が提供している日本語評価極性辞書 (用言編) [16] および日本語評価極性辞書 (名詞編) [12] を極性情報のコーパスとして用いた。前者には約 5,000 件の用言、後者には約 13,000 件の名詞が含まれ、それぞれに極性情報が付与されている。本コーパスに含まれる各語  $w$  に対して、極性が正であれば極性値  $\text{Polar}(w) = 1$ 、中立であれば  $\text{Polar}(w) = 0$ 、負であれば  $\text{Polar}(w) = -1$  という数値化を行った。

投稿の宣伝力の算出には、購買に関する検索クエリ集合および Wikipedia 記事集合が必要となる。本研究では、上述のタイムラインデータセット中で頻出の購買カテゴリから、関連する Wikipedia 記事が存在するという条件に基づき、20 件を選択した。選択した補助情報 (紙面の都合上、上位 5 件) を表 2 に示す。各クエリに対して Bing の検索結果を最大 100 件取得した。また、MediaWiki action API<sup>2</sup> を用いて対応する Wikipedia 記事を取得し、そこから改行文字を区切りとして段落を抽出した。こうして得られた検索結果集合と段落集合に対して、両者の比率が 1 対 1 となるようサ

表 2 宣伝力の算出に利用した補助情報の一部

| 購買カテゴリ          | 検索クエリ    | Wikipedia 記事名 |
|-----------------|----------|---------------|
| アニメ             | アニメ 購入   | アニメ           |
| フィギュア・コレクターズドール | フィギュア 購入 | フィギュア         |
| パソコン            | パソコン 購入  | パーソナルコンピュータ   |
| ゲーム機本体          | ゲーム機 購入  | ゲーム機          |
| デジカメ・ビデオカメラ     | デジカメ 購入  | デジタルカメラ       |

ンプリングしたものを宣伝力算出のためのロジスティック回帰モデルの訓練データとして用いた。

## 5.2 TASK-1

本節では、個人の行動に影響を与えた他者の投稿の検出 (TASK-1) に対する提案手法 (4.1 節) の評価実験を報告する。近接性の計算に関するパラメータ  $\lambda$  については、購買行動の兆候は数週間前からオンラインに現れ始めるという知見 [19] を踏まえて、半減期が 7 日となるように  $\lambda = \frac{\ln 2}{60 \cdot 60 \cdot 24 \cdot 7}$  とした。

## 5.2.1 ベクトル表現手法の比較

提案手法は、投稿内容に関する特徴量を算出する際に、投稿や購買商品に関する文書のベクトル表現を利用する (4.1.1 節)。その表現方法として最適なものを決定するために、以下の 3 種類の手法による検出精度を比較した。

**BOW** 文書中の各語の出現頻度に基づく bag-of-words 表現。

**TF-IDF** 文書中の各語の出現頻度と逆文書頻度に基づく tf-idf 表現。逆文書頻度の計算に必要な総文書数には、タイムラインデータセット中のユニーク投稿数ならびに同データセット中で購入されたユニーク商品数の和を用いた。

**DOC2VEC** 単語に対する分散表現手法の 1 つである word2vec [20] を文書用に拡張した手法 [17]。ベクトルの次元数は 200 とし、その他の設定は Python のトピックモデリング用ライブラリである gensim<sup>3</sup> のデフォルト値を用いた。

これらのベクトル表現手法を適用する際には、文書中のテキストに対して小文字化および Unicode 正規化をした後で、MeCab<sup>4</sup>を用いて形態素を解析し、内容語 (名詞、動詞、形容詞、副詞) のみを抽出した。その際、投稿テキスト中に出現する新語を可能な限り正確に検出するために、MeCab 用の辞書として mecab-ipadic-NEologd<sup>5</sup>を採用した。また、極端に低頻度あるいは高頻度な語はベクトル表現の学習に悪影響を与えかねないため、半数以上の文書に出現する語を省いた上で、出現頻度の高い上位 100,000 件の語集合を語彙として選択した。

それぞれの手法について、影響度に基づく投稿のランキング関数  $I(p_i^{(o)}, \mathcal{T}_u)$  を下記の手順で学習した。

1. 購買日時の昇順でのタイムライン上位 200 件を選択。
2. 各タイムラインから最大 100 件の投稿をランダムに抽出。
3. 各投稿に対して影響の有無を本稿著者がアノテーション。
4. アノテーションされた投稿を訓練データとして、手法ごとにランキング関数を学習。学習時の設定として、カーネルには放射基底関数 (RBF) を採用し、その他は SVM<sup>rank6</sup> のデフォルト値を用いた。

このようにして学習した各ランキング関数に対して、ランダムに抽出した投稿集合を入力として与え、その出力を制御する閾値  $\sigma$  (4.1 節) を変化させた際の適合率-再現率曲線を図 2a に示す。同図より、TF-IDF がどの再現率レベルにおいても他の手法を上回る適合率を達成していることが分かる。その差は特に再現率の低い領域において顕著であることから、TF-IDF は他の手法に比べて、

<sup>3</sup><https://radimrehurek.com/gensim/index.html>

<sup>4</sup><http://taku910.github.io/mecab/>

<sup>5</sup><https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>

<sup>6</sup>[https://www.cs.cornell.edu/people/tj/svm\\_light/svm\\_rank.html](https://www.cs.cornell.edu/people/tj/svm_light/svm_rank.html)

<sup>1</sup><https://affiliate-program.amazon.com/gp/advertising/api/detail/main.html>

<sup>2</sup>[https://www.mediawiki.org/wiki/API:Main\\_page](https://www.mediawiki.org/wiki/API:Main_page)



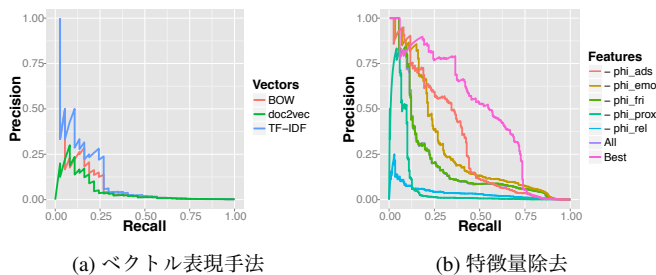


図2 適合率-再現率曲線

表3  $F_1$  値が最大時の評価点情報。太字は評価指標ごとの最良の結果ならびに特徴量除去により精度が低下した結果 (表3b) を表す

| (a) ベクトル表現手法 |    |             |             |             | (b) 特徴量除去      |     |             |             |             |
|--------------|----|-------------|-------------|-------------|----------------|-----|-------------|-------------|-------------|
| 手法           | k  | P@k         | R@k         | $F_1$ @k    | 手法             | k   | P@k         | R@k         | $F_1$ @k    |
| BOW          | 21 | <b>0.29</b> | 0.16        | 0.21        | $-\phi_{rel}$  | 370 | <b>0.08</b> | <b>0.12</b> | <b>0.10</b> |
| TF-IDF       | 32 | 0.28        | <b>0.24</b> | <b>0.26</b> | $-\phi_{fri}$  | 196 | 0.27        | 0.22        | 0.24        |
| DOC2VEC      | 35 | 0.17        | 0.16        | 0.17        | $-\phi_{prox}$ | 56  | 0.43        | <b>0.10</b> | <b>0.16</b> |
|              |    |             |             |             | $-\phi_{emo}$  | 118 | 0.47        | 0.24        | 0.31        |
|              |    |             |             |             | $-\phi_{ads}$  | 154 | <b>0.53</b> | 0.34        | 0.42        |
|              |    |             |             |             | ALL            | 192 | 0.27        | 0.22        | 0.24        |
|              |    |             |             |             | BEST           | 248 | 0.52        | <b>0.55</b> | <b>0.53</b> |

影響力のある他者の投稿を出力ランキングの上位に配置可能であるといえる。BOW は、TF-IDF に次ぐ検出精度を示した。唯一の分散表現モデルである Doc2Vec は、他の手法と比べて、特にランキング上位における適合率が極めて低いという結果が得られた。

各手法の適合率-再現率曲線の中で  $F_1$  値が最大となった評価点の情報を表 3a にまとめる。TF-IDF は、投稿ランキングの上位 32 件を TASK-1 の出力とみなした場合に  $F_1$  値が最も高くなり、その値は他の手法を上回るという結果が得られた。そこで以降の評価実験では、TF-IDF を提案手法のベクトル表現手法として採用した。なお、Doc2Vec の精度が高くなかった理由については、6 節にて考察する。

## 5.2.2 特徴量の有用性の評価

4.1 節で提案した特徴量の有用性を評価した。具体的にはまず、全特徴量の中から 1 つを除いた 4 種類の特徴量に対して、5.2.1 節で述べた学習データを用いてランキング関数を学習した。次に、得られたランキング関数に対して、タイムラインデータセット中の全投稿を入力として与えることで、全投稿のランキングを出力し、特徴量の除去前後における精度の変化を分析した。ここで、特徴量  $\phi_i$  を除いた際に精度が大きく下がる場合は、 $\phi_i$  が有用な特徴量であることを意味する。

各特徴量  $\phi_i$  を除去した際 ( $-\phi_i$ ) の適合率-再現率曲線を図 2b に示す。同図から、全ての特徴量 (ALL) から特徴量  $\phi_{rel}$  や  $\phi_{prox}$  を除いた場合に  $F_1$  値が低下していることが確認できる。この結果は、購買行動に影響を与える他者の投稿の検出にこれらの特徴量が有用であることを示唆している。特徴量  $\phi_{fri}$  については、除去の前後で精度にほとんど変化が見られなかった。残りの特徴量である  $\phi_{emo}$  および  $\phi_{ads}$  については、特徴量の除去によって精度が上昇することが判明した。そこで、これらの 2 つの特徴量を除去してランキング関数を学習し直したところ (BEST)，適合率-再現率曲線に大きな改善が確認された。

上述の特徴量の各組み合わせに対応する適合率-再現率曲線の中で  $F_1$  値が最大となった評価点の情報を表 3b に示す。同表から、有用な特徴量のみを用いてランキング関数を学習することで  $F_1$  値が 0.24 から 0.53 へと大きく上昇することが分かる。そこで以降の評価実験では、影響力の算出に利用する特徴量の組み合わせと

して BEST を採用した。除去することで精度がかえって上昇した特徴量については、6 節でその原因を考察する。

## 5.2.3 検出された投稿の定性分析

次に、提案手法が検出可能な投稿の性質を明らかにするために、出力結果の定性分析を行った。

表 4 の上段に、提案手法の出力の最上位に配置された投稿を示す。この結果から、商品の正式名称と、「予約開始」や「発売決定」といった宣伝文句を含む投稿が出力の最上位を占めていることが分かる。こういった投稿の多くは、商品の製造元や販売業者によって発信されている公式情報であった。表 4 の下段は、購買者に対する他者からのメンションのうち、出力の上位に配置されたものを示している。これらの投稿には、同表上段の投稿と比べて、商品に関する他者の意見や購買者へのアドバイスが含まれているものが多かった。

以上の分析から、提案手法は少なくとも 2 種類の投稿を影響力の高い情報として検出することが可能であることが判明した。1 つは、特定の商品あるいは商品カテゴリに興味を持つ広範囲のユーザーに影響を与える公式情報である。もう 1 つは、個々の購買者の状況を踏まえた意見やアドバイスに関する情報である。

## 5.3 TASK-2

本節では、行動選択に影響を与える投稿の検索 (TASK-2) に対する提案手法 (4.2 節) の評価実験について報告する。

比較的広い嗜好に関する行動クエリとして「blu-ray」，より限定的な嗜好に関する行動クエリとして「アイカツ!」を選択した。各クエリに対して、適合性と影響力のみを考慮した場合 ( $v_r = 1.0$ ) と、さらに網羅性を考慮した場合 ( $v_r = 0.5$ ) のそれぞれについて、生成された投稿のランキングを表 5 に示す。なお、他のパラメータ  $\mu_a$  と  $\mu_p$  については、ランキングの比較を簡単にするために  $\mu_a = \mu_p = 0.5$  とした。

同表から、適合性と影響力のみに基づくランキングでは、内容の重複する投稿が上位を占めていることが分かる。一方で、網羅性を考慮したランキングでは、その問題が解消され、クエリに適合する多様な商品に関する影響力の高い投稿が上位に配置されていることが確認できる。以上の結果は、投稿をランキングする際に適合性と影響力に加えて網羅性を考慮することの有用性を示しているといえる。

## 6 考察

本節では、5 節で報告した実験結果を踏まえた上で、提案手法の有効性について考察する。

5.2.1 節の実験の結果、投稿および行動のベクトル表現として TF-IDF が最も有効であることが確認された。文書の分散表現の学習手法である Doc2Vec の検出精度は、3 種類の比較手法の中で最も低い値となった。その理由について考察する。Doc2Vec では、2 つの文書間で出現する単語が表層的に異なっているにもかかわらず、両者が意味的に近い内容である場合には、類似度が高くなる。そのため、同一カテゴリに属する商品に関する投稿はどれも類似していると判定されやすくなる。実際に、ベクトル表現として Doc2Vec を利用した場合に、トランスフォーマーのフィギュアの購入に最も影響を与えたと判定された投稿は「ガンブラ情報解禁!! SDBF S × D × G ガンダム URL (商品ページは後ほど更新) # TAG # TAG URL」という内容であった。一方で、Bow や TF-IDF は文書間の単語分布の類似度を計算するため、こうした問題は生じない。さらに、TF-IDF では類似度の計算時に文書の特徴づける単語が重視されるため、購入された商品名が他者の投稿にも含まれていた場合、その投稿は購買行動と類似度が高いと判定されやすくなる。ベクトル表現手法の精度が TF-IDF > Bow > Doc2Vec となったのは以上の理由によるものと考えられる。

表 4 提案手法によって検出された投稿の実例。上段はランキング最上位の投稿。下段はランキング上位の他者から購買者へのメンション

| k   | 投稿テキスト                                                                                        |
|-----|-----------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1   | サイボーグ 009VS デビルマン コンプリート Blu-ray 《初回生産限定版》【Blu-ray】 URL # TAG 夢すぎる共演、                         |
| 2   | 【あみあみ予約開始】『METAL GEAR SOLID METAL GEAR REX ハーフサイズ版』 URL URL                                   |
| 3   | 【宣伝】CHAOS;CHILD(限定版)(『設定資料集』『二枚組サウンドトラック CD』 同梱) URL # TAG                                    |
| 4   | 「劇場版プリパラ み～んなあつまれ！プリズム☆ツアーズ」の Blu-ray & DVD が 9/11 発売決定！Blu-ray はルート選択機能付き！初回版にはプロモイチャケもつきます… |
| 5   | 【大図書館の羊飼い】A-toys 「白崎つぐみ 1/3 スケールフィギュア」予約開始、全高約 40 センチ！重さ 2 キロ URL URL                         |
| 86  | @ USER AHS さんへの貢献にもなるしねな お使う予定はいまのとこないもよう                                                     |
| 248 | @ USER Air540 はちよつとペラッペラだけどメンテしやすいよ まあ 750D 勧めるけど                                             |
| 295 | @ USER nasne は SONY には珍しく、手放しで神製品と言えますね。                                                      |
| 336 | @ USER ミノウラは安定ですなー！俺は taxc ですけど！びーさんと神風氏はミノウラだったはず！                                           |
| 366 | @ USER あと、XYZ はわりとソフトウェアのアップデートもしっかりやってくれる印象があります（最初の頃のダヴィンチ AiO のスキャン性能はイマイチでしたが、…           |

表 5 提案手法によって検索された投稿の実例

| q       | v <sub>r</sub> | k | 投稿テキスト                                                                                           |
|---------|----------------|---|--------------------------------------------------------------------------------------------------|
| blu-ray | 1.0            | 1 | 2016-01-06 【早期購入特典あり】仮面ライダークウガ Blu-ray BOX 1 (オリジナル… オダギリジョー URL # TAG                           |
|         |                | 2 | 2016-03-09 【早期購入特典あり】仮面ライダークウガ Blu-ray BOX 2 (オリジナル… オダギリジョー URL # TAG                           |
|         |                | 3 | 2016-05-11 【早期購入特典あり】仮面ライダークウガ Blu-ray BOX 3 (完) (オリ… オダギリジョー URL # TAG                          |
|         |                | 4 | 『マッドマックス 怒りのデス・ロード ブルーレイ&DVD セット (初回限定生産/2 枚組/デジタルコピー付)』 生きろ。この MAD (狂気) に満ちた世界を。…               |
|         |                | 5 | 【トピックス】名作の数々が初の Blu-rayBOX 化！Amazon & バンダイビジュアルクラブ限定販売商品「まとも見！Blu-ray BOX セレクション」発売…             |
| アイカツ！   | 0.5            | 1 | 2016-01-06 【早期購入特典あり】仮面ライダークウガ Blu-ray BOX 1 (オリジナル… オダギリジョー URL # TAG                           |
|         |                | 2 | 『マッドマックス 怒りのデス・ロード ブルーレイ&DVD セット (初回限定生産/2 枚組/デジタルコピー付)』 生きろ。この MAD (狂気) に満ちた世界を。…               |
|         |                | 3 | 【トピックス】名作の数々が初の Blu-rayBOX 化！Amazon & バンダイビジュアルクラブ限定販売商品「まとも見！Blu-ray BOX セレクション」発売…             |
|         |                | 4 | MySQL Connector/C の最新版がサポートしてる vc バージョンが 10^12 で、Python 2.7 が vc9, Python 3.5 が vc14 なので頭を抱えている。 |
|         |                | 5 | WOWOW ライブで TM NETWORK のライブをやっているの、それを流しながら校正の仕事をしています。時々好きな曲が流れて、そのたびに手が…                        |
|         | 1.0            | 1 | 次の商品を購入しました：Blu-ray 諸星すみれ『劇場版アイカツ！超豪華版大スター宮いちご BOX [Blu-ray]』 via @amazonJP URL                  |
|         |                | 2 | 劇場版アイカツ！BD/DVD の発売が発表されました。『超豪華版大スター宮いちご BOX』につくドラマCDは僕が書きます…という情報をネットで見て…                       |
|         |                | 3 | 劇場版アイカツ！BD/DVD の発売が発表されました。『超豪華版大スター宮いちご BOX』につくドラマCDは僕が書きます…という情報をネットで見て…                       |
|         |                | 4 | 劇場版アイカツ！BD/DVD の発売が発表されました。『超豪華版大スター宮いちご BOX』につくドラマCDは僕が書きます…という情報をネットで見て…                       |
|         |                | 5 | 蘭「劇場版のセル BD & DVD は 4 種類あるけど、何が違うんだ？」あおい「一番の差は特典かな。豪華版と超豪華版に付いてくる録りおろし新作ドラマ…                     |
|         | 0.5            | 1 | 次の商品を購入しました：Blu-ray 諸星すみれ『劇場版アイカツ！超豪華版大スター宮いちご BOX [Blu-ray]』 via @amazonJP URL                  |
|         |                | 2 | 劇場版アイカツ！BD/DVD の発売が発表されました。『超豪華版大スター宮いちご BOX』につくドラマCDは僕が書きます…という情報をネットで見て…                       |
|         |                | 3 | 蘭「劇場版のセル BD & DVD は 4 種類あるけど、何が違うんだ？」あおい「一番の差は特典かな。豪華版と超豪華版に付いてくる録りおろし新作ドラマ…                     |
|         |                | 4 | 凛「BD-BOX4 の特典クリアファイル見本が到着♪」珠璃「ポニータ！つまり表がパニチリ裏がルミナスでとっても可愛い…やで♪」まどか「むしろ私は…                        |
|         |                | 5 | @ USER シリアスなアニメばかりだと頭が疲れてしまうだから MF 枠のような頭空っぽにしてばけーつと眺められるアニメこそが今の時代求め…                           |

5.2.2 節では、4.1 節で提案した各特徴量の有用性を検証した。その結果、関連性  $\phi_{rel}$  および近接性  $\phi_{prox}$  については、購買行動に影響力のある投稿の検出に有用であることが確認された。一方で、情動性  $\phi_{emo}$  および宣伝力  $\phi_{ads}$  については、これらの特徴量を用いることでかえって精度が悪化することが判明した。その理由を以下で考察する。第 1 の理由として考えられるのは、これらの特徴量の計算に利用した補助情報の語彙と、タイムラインデータセット中の投稿の語彙との間の乖離である。特に、情動性  $\phi_{emo}$  の算出に利用した極性辞書 [12], [16] は、2008 年 12 月に公開されたものであるため、投稿の中に出現する新語の特徴を十分に捉えきれなかった可能性がある。次に、宣伝力  $\phi_{ads}$  の有用性の低さの理由を検証するために、学習したロジスティック回帰モデルを解析し、各語  $w$  に割り当てられた重み  $\beta_w$  を調査した。その結果、宣伝力に正の影響があると判定された (= 重みの大きい) 語の上位 10 件は、「購入」、「通販」、「アニメ」、「wikipedia」、「デジカメ」、「商品」、「blu-ray」、「購入特典」、「情報」、および「買う」であり、宣伝力に直接的には関係しない語が多く含まれていたことが判明した。改善案として、今回はデータ量の都合で断念したが、Web 検索結果の代わりに検索結果中の広告を用いることが考えられる。また、親密性  $\phi_{ri}$  については、その特徴量を用いた場合と除いた場合とで精度に大きな変化が見られなかった。本研究では、計算量の都合上、購買行動から  $\delta = 30$  日前までの投稿のやり取りのみに基づいてユーザ間の親密性を計算したが、他の方法として、フォロー関係やリツイート伝播といったネットワーク構造に基づいて親密性や影響力を計算することは検討する価値がある。

最後に提案手法の限界点について整理する。本研究では、商品の購買行動に影響を与える情報源として、Twitter のようなユーザタイムラインの存在するソーシャルメディアに着目した。しかし、

レビューサイトや Q&A サイトなど、別の構造を持つソーシャルメディアも購買行動の社会的要因となり得る [23]。そのため、より広範なソーシャルメディアから購買行動に影響力のある情報を発見可能な手法の確立が望まれる。別の限界として、購買行動に影響を与える情報の種類がテキストに限定されているという点があげられる。これは問題を簡単にするために講じた措置であるが、実際のソーシャルメディアの投稿にはテキストだけでなく画像や動画が含まれることもある。これまでに、ショッピングサイトにおける商品画像とコンバージョンの関係性 [9] やソーシャルメディアに投稿された画像や動画の拡散 [7], [8] については研究されてきたが、ソーシャルメディアに投稿された画像や動画が購買行動に与える影響については未だに明らかではなく、その解明が待たれる。最後の限界は一般化可能性についてである。本研究では、購買行動を特定するために Amazon を経由して発信された投稿を利用した。これは、自己申告であるがために虚偽の情報が含まれ得るソーシャルメディア上の投稿から購買の事実を正確に特定することを目的として採用したアプローチであるが、その代償として、得られる購買行動の標本数が少なくなってしまうという問題が存在する。また、表 2 に示したように、特定された購買商品はアニメやゲームといった一部のカテゴリに偏っているため、それ以外のカテゴリにおける提案手法の有効性については疑問が残る。今後は、選択バイアスのより小さな特定方法が必要となるであろう。

## 7 おわりに

本稿では、人々の実世界での行動に影響を与える情報のソーシャルメディアからの発見に向けて、個人の購買行動に影響を与えた他者の投稿の検出、ならびに購買行動の選択に影響を与える投稿

の検索という2種類のタスクを定式化するとともに、それらの解決手法を提案した。提案手法はまず、Amazonの購入シェア機能に着目することで、商品の購買を客観的に示すソーシャルメディア上の投稿を特定する。次に、特定した投稿からユーザのタイムラインを遡って解析し、投稿内容の関連性、投稿者の親密性および近接性、ならびに投稿文体の情動性および宣伝力という5種類の特徴量を抽出することで、購買行動に影響を与えた他者の投稿を検出する。さらに、得られた投稿を複数のタイムライン間で集約することで、行動選択の判断材料となる投稿のランキングを生成する。2015年のTwitterアーカイブデータを用いた評価実験の結果、提案手法は適切な特徴量の組み合わせによって  $F_1 = 0.53$  という検出精度を達成可能であること、ならびに影響力のある多様な投稿集合を検索可能であることが確認された。

本研究の今後の重要な展開として対象行動の汎化があげられる。本稿では実世界行動の中でも重要な研究対象である消費者行動に焦点をあてたが、交通や観光などその他のドメインについても提案手法の有用性を検証する予定である。また、行動の変化対象を個人から社会へと拡大し、時代の経過にともなう人々の行動変化に影響を与えた要因を解析することを検討している。

## 【謝辞】

本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費（課題番号：17K12787）によるものです。ここに記して謝意を表します。

## 【文献】

- [1] T. Althoff, P. Jindal, and J. Leskovec. Online Actions with Offline Impact: How Online Social Networks Influence Online and Offline User Behavior. In *WSDM*, pp. 537–546, 2017.
- [2] S. Aral and D. Walker. Identifying Influential and Susceptible Members of Social Networks. *Science*, 337(6092):337–341, 2012.
- [3] L. Backstrom, D. Huttenlocher, J. Kleinberg, and X. Lan. Group Formation in Large Social Networks: Membership, Growth, and Evolution. In *KDD*, pp. 44–54, 2006.
- [4] M. H. Bazerman and D. A. Moore. Judgment in Managerial Decision Making. 2008. (長瀬 勝彦 訳. 行動意思決定論—バイアスの罠. 白桃書房, 2011).
- [5] R. F. Belli, M. W. Traugott, M. Young, and K. A. McGonagle. Reducing Vote Overreporting in Surveys: Social Desirability, Memory Failure, and Source Monitoring. *The Public Opinion Quarterly*, 63(1):90–108, 1999.
- [6] J. Carbonell and J. Goldstein. The Use of MMR, Diversity-based Reranking for Reordering Documents and Producing Summaries. In *SIGIR*, pp. 335–336, 1998.
- [7] J. Cheng, L. A. Adamic, J. M. Kleinberg, and J. Leskovec. Do Cascades Recur? In *WWW*, pp. 671–681, 2016.
- [8] J. Cheng, L. Adamic, P. A. Dow, J. M. Kleinberg, and J. Leskovec. Can Cascades Be Predicted? In *WWW*, pp. 925–936, 2014.
- [9] W. Di, N. Sundaresan, R. Piramuthu, and A. Bhardwaj. Is a Picture Really Worth a Thousand Words? - On the Role of Images in E-commerce. In *WSDM*, pp. 633–642, 2014. ACM.
- [10] J. R. Hebert, L. Clemow, L. Pbert, I. S. Ockene, and J. K. Ockene. Social Desirability Bias in Dietary Self-Report May Compromise the Validity of Dietary Intake Measures. *International Journal of Epidemiology*, 24(2):389–398, 1995.
- [11] B. Hecht, J. Teevan, M. R. Morris, and D. Liebling. Searchbuddies: Bringing Search Engines into the Conversation. In *ICWSM*, pp. 138–145, 2012.
- [12] M. Higashiyama, K. Inui, and Y. Matsumoto. Learning Sentiment of Nouns from Selectional Preferences of Verbs and Adjectives. In *NLP*, pp. 584–587, 2008.
- [13] D. Imamori and K. Tajima. Predicting Popularity of Twitter Accounts Through the Discovery of Link-Propagating Early Adopters. In *CIKM*, pp. 639–648, 2016.
- [14] J.-W. Jeong, M. R. Morris, J. Teevan, and D. J. Liebling. A Crowd-Powered Socially Embedded Search Engine. In *ICWSM*, pp. 263–272, 2013.
- [15] T. Joachims. Optimizing Search Engines Using Clickthrough Data. In *KDD*, pp. 133–142, 2002.
- [16] N. Kobayashi, K. Inui, Y. Matsumoto, K. Tateishi, and T. Fukushima. Collecting Evaluative Expressions for Opinion Extraction. *Journal of Natural Language Processing*, 12(3):203–222, 2005.
- [17] Q. V. Le and T. Mikolov. Distributed Representations of Sentences and Documents. In *ICML*, pp. 1188–1196, 2014.
- [18] J. Leskovec, L. Backstrom, R. Kumar, and A. Tomkins. Microscopic Evolution of Social Networks. In *KDD*, pp. 462–470, 2008.
- [19] C. Lo, D. Frankowski, and J. Leskovec. Understanding Behaviors That Lead to Purchasing: A Case Study of Pinterest. In *KDD*, pp. 531–540, 2016.
- [20] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean. Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality. In C. J. C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Q. Weinberger eds., *NIPS*, pp. 3111–3119, 2013.
- [21] M. R. Morris, J. Teevan, and K. Panovich. What Do People Ask Their Social Networks, and Why?: A Survey Study of Status Message Q&A Behavior. In *CHI*, pp. 1739–1748, 2010.
- [22] A. Oeldorf-Hirsch, B. Hecht, M. R. Morris, J. Teevan, and D. Gergle. To Search or to Ask: The Routing of Information Needs Between Traditional Search Engines and Social Networks. In *CSCW*, pp. 16–27, 2014.
- [23] C. Riegner. Word of Mouth on the Web: The Impact of Web 2.0 on Consumer Purchase Decisions. *Journal of Advertising Research*, 47(4):436–447, 2007.
- [24] T. Sakaki, M. Okazaki, and Y. Matsuo. Earthquake Shakes Twitter Users: Real-time Event Detection by Social Sensors. In *WWW*, pp. 851–860, 2010.
- [25] J. Teevan, M. R. Morris, and K. Panovich. Factors Affecting Response Quantity, Quality, and Speed for Questions Asked Via Social Network Status Messages. In *ICWSM*, pp. 630–633, 2011.
- [26] Y. Tsuboi, A. Jatowt, and K. Tanaka. Product Purchase Prediction Based on Time Series Data Analysis in Social Media. In *WI-IAT*, pp. 219–224, 2015.
- [27] J. M. Tucker, G. J. Welk, and N. K. Beyler. Physical Activity in U.S. Adults: Compliance with the Physical Activity Guidelines for Americans. *American Journal of Preventive Medicine*, 40(4):454–461, 2011.
- [28] A. Tumasjan, T. Sprenger, P. Sandner, and I. Welp. Predicting Elections with Twitter: What 140 Characters Reveal about Political Sentiment. In *ICWSM*, pp. 178–185, 2010.
- [29] J. Yang, M. R. Morris, J. Teevan, L. A. Adamic, and M. S. Ackerman. Culture Matters: A Survey Study of Social Q&A Behavior. In *ICWSM*, pp. 409–416, 2011.
- [30] J. L. Zaichkowsky. Conceptualizing Involvement. *Journal of Advertising*, 15(2):4–34, 1986.
- [31] Y. Zhang and M. Pennacchiotti. Predicting Purchase Behaviors from Social Media. In *WWW*, pp. 1521–1532, 2013.

## 梅本 和俊 Kazutoshi UMEMOTO

2016年京都大学大学院情報科学研究科博士後期課程修了。博士（情報学）。同年より情報通信研究機構ソーシャルビッグデータ研究連携センター研究員ならびに東京大学生産技術研究所特任助教、現在に至る。主に情報検索、ビッグデータ解析に関する研究に従事。情報処理学会、日本データベース学会各会員。

## 豊田 正史 Masashi TOYODA

1999年東京工業大学大学院情報理工学研究科博士後期課程修了。博士（理学）。同年科学技術振興事業団計算科学技術研究員。2001年東京大学生産技術研究所学術研究支援員、同大学同研究所産学官連携研究員、同大学生産技術研究所特任助教授、助教授を経て現在、同大学生産技術研究所准教授。ウェブマイニング、実世界ビッグデータ分析、ユーザインタフェースに興味を持つ。ACM, IEEE CS, 日本ソフトウェア科学会各会員。